

АЛГОРИТМ АВТОНОМНОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ДАННЫХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ НА ОСНОВЕ САМООРГАНИЗУЮЩИХСЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

А.С. Воробьева, О.Ю. Иванов
(г. Екатеринбург, УрФУ, ol_iv@list.ru)

CLASSIFICATION OF THE REMOTE SENSING DATA OF THE EARTH, BASED ON SELF-ORGANIZING NEURAL NETWORK

A.S. Vorobjova, O.Yu. Ivanov

Сегодня космическая съемка получает все большее распространение, благодаря широкому спектру решаемых задач. Этому во многом способствует успешная эксплуатация множества орбитальных систем дистанционного мониторинга, которые позволяют получать качественные изображения земной поверхности в различных диапазонах электромагнитного спектра. Однако в «сыром» виде снимки не представляют практического интереса. Чтобы воспользоваться данными дистанционного зондирования, необходимо провести их предварительную обработку этих данных. А так как объем получаемой информации огромен и для ее обработки человеческих ресурсов явно недостаточно, поэтому существует необходимость в разработке эффективных алгоритмов автоматической обработки спутниковой информации.

Одной из частных задач такой обработки является автономная классификация объектов изображения. Когда речь идет об обработке данных дистанционного зондирования Земли объектом классификации является, как правило, пиксель изображения. Характеристикой пикселя является его яркость, которая в каждом из каналов изображения выражается квантованным значением градации серого цвета. Вектор яркости является основным отличительным признаком объекта. Целью автономной классификации является поиск естественных группировок пикселей в пространстве признаков. Под пространством признаков понимается абстрактное многомерное пространство, координатами в котором являются значения яркости пикселей в различных каналах изображения.

В наиболее известных программных продуктах по обработке данных дистанционного зондирования Земли, таких как *ENVI*, *Erdas Imagine*, *ScanEx Image Processor* и др., эта задача решается при помощи итеративного самоорганизующегося метода анализа данных (*ISO-DATA – Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique*), достоинствами которого являются простота и минимальный объем информации, вводимой пользователем. К недостаткам метода следует отнести то, что классификация занимает достаточно много времени и не позволяет контролировать вероятность ошибки в процессе обработки.

В данной работе предлагается алгоритм автономной классификации на основе самоорганизующихся сетей конкурентного типа, который позволяет несколько нивелировать отмеченные недостатки.

Для обучения нейронной сети создается массив входных векторов \vec{x} , количество которых определяется числом пикселей обучающего изображения. Размерность вектора определяется количеством спектральных каналов. Входные вектора должны быть нормализованы в

соответствии с выражением $\vec{x}'_i = \vec{x}_i / \sqrt{\sum_{j=1}^n \vec{x}_{ij}^2}$. Нормализация входных данных способствует

более равномерному распределению нейронов по пространству обучающих векторов.

Как правило, в самоорганизующихся сетях каждый нейрон соединен со всеми компонентами n -мерного входного вектора при помощи синаптических связей. Веса синаптических связей нейронов, образующие вектор $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$, который перед началом процесса обучения необходимо инициализировать. Для этого, лучше всего, использовать равномерную инициализацию, так как при нулевой или случайной инициализации, как правило, возникает проблема «мертвых» нейронов. Причины, порождающие эту проблему, различны,

но в любом случае требуются дополнительные вычислительные затраты на устранение проблемы.

При активации сети вектором \vec{x} в конкурентной борьбе побеждает тот нейрон, веса которого в наименьшей степени отличаются от соответствующих компонентов этого вектора. Для j -го нейрона-победителя выполняется соотношение $d(\vec{x}, \vec{w}_j) = \min_{1 \leq i \leq N} d(\vec{x}, \vec{w}_i)$, где $d(\vec{x}, \vec{w})$ означает расстояние (в смысле выбранной метрики) между векторами \vec{x} и \vec{w} , а N - количество нейронов. Процесс самоорганизации предполагает определение победителя каждого нейрона, вектор весов которого в наименьшей степени отличается от поданного на вход сети вектора \vec{x} .

Для обучения самоорганизующихся нейронных сетей разработано несколько алгоритмов. Это алгоритм *WTA* (от англ. *Winner Takes All* – победитель забирает все), алгоритм *WTM* (*Winner Takes Most* – победитель получает больше), алгоритм нейронного газа и др. Процедуры отличаются скоростью сходимости, эффективностью использования нейронов и сложностью реализации и вычислений на каждой итерации. Выбор в пользу того или иного из них необходимо делать в зависимости от конкретной ситуации.

Часто случается, что в процессе обучения сети нейроны располагаются близко друг к другу. Это соответствует случаю, когда классы становятся плохоразличимы, т. е. вероятность ошибочной классификации значительно возрастает. При невозможности обеспечить требуемую вероятность правильной классификации целесообразно объединить близкорасположенные нейроны.

На рисунке 1 представлен результат обработки снимка, полученного со спутника *SPOT4* в июле 2011 года. В предложенном примере сеть на входе ограничена десятью нейронами. После обработки число классов осталось семь. Большинство классов (водная поверхность, городская застройка, облака, и др.) идентичны тем, что при кластеризации *ISODATA*. Однако существуют и отличия. Например, предложенный алгоритм позволяет выделить в отдельный класс тени от облаков, лучше распознает дорожную сеть, лесной массив, при этом, воспринимается единым классом.

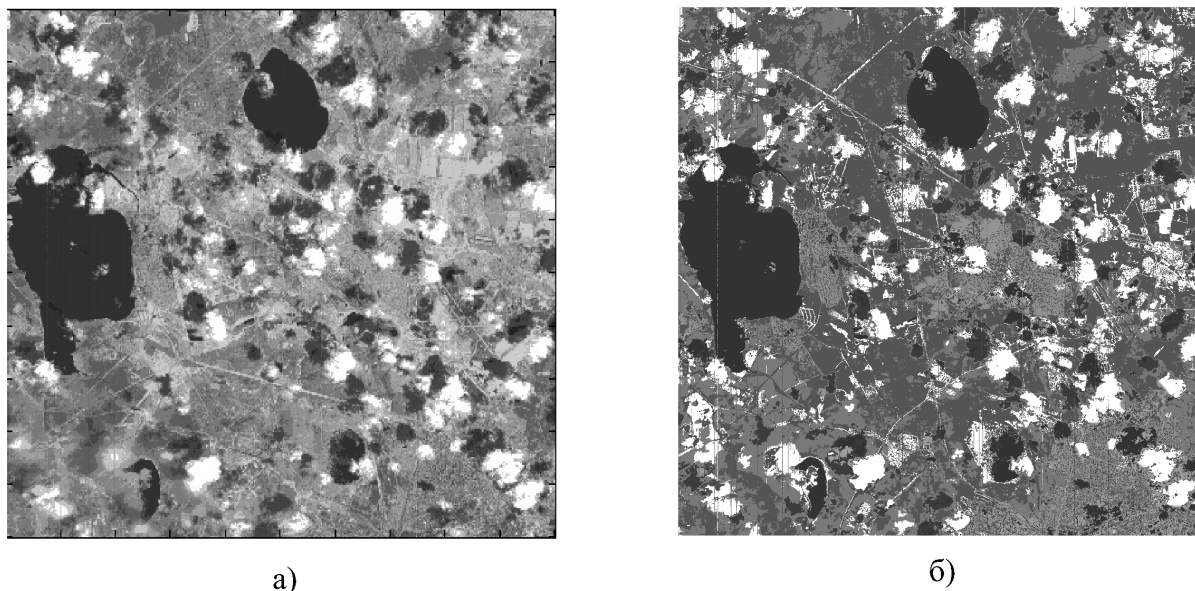


Рис. 1. Результат классификации изображения.

а) исходное изображение; б) результат классификации

Представленный результат подтверждает работоспособность описанного алгоритма.